

# Komparasi Metode Neural Network Backpropagation dan Support Vector Machines dalam Prediksi Volume Sampah TPA Suwung

Anak Agung Arimas Purnamaswari<sup>a1</sup>, I Ketut Gede Darma Putra<sup>a2</sup>, I Made Suwija Putra<sup>a3</sup>

<sup>a</sup>Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Udayana, Bali

e-mail: <sup>1</sup>purnamaswariarimas@gmail.com, <sup>2</sup>ikgdarmaputra@unud.ac.id,

<sup>3</sup>putusuwija@unud.ac.id

## Abstrak

Provinsi Bali memiliki salah satu TPA sampah yang terletak di Kelurahan Pedungan, Denpasar Selatan bernama TPA Regional Sarbagita Suwung atau TPA Suwung. Tumpukan sampah di TPA mengalami kepadatan hingga menimbulkan dampak negatif bagi masyarakat sekitar TPA. Peramalan volume sampah merupakan langkah awal dan langkah penting dalam merencanakan suatu pengelolaan sampah. Hasil peramalan yang akurat berdasarkan data historis volume sampah di TPA Suwung dapat menciptakan strategi penanganan sampah yang baik serta menciptakan suatu infrastruktur pembuangan sampah yang mencukupi. Penelitian ini membandingkan kinerja Metode *Backpropagation* dan *Support Vector Machine* dalam meramalkan volume sampah berdasarkan dengan data jumlah volume sampah bulanan yang tertampung di TPA Suwung dari Tahun 2015 hingga 2020. Uji optimalisasi parameter peramalan sesuai dengan masing – masing metode dilakukan untuk mendapatkan hasil yang terbaik. Hasil dari peramalan volume sampah menggunakan Metode *Backpropagation* mencapai tingkat kesalahan terkecil yaitu 0.048 sedangkan peramalan volume sampah menggunakan Metode SVM mencapai tingkat kesalahan yaitu 0.108.

**Kata kunci:** Sampah, TPA, Peramalan, Backpropagation, SVM

## Abstract

*Bali has one landfill located in Pedungan Village, South Denpasar named TPA Regional Sarbagita Suwung or TPA Suwung. Waste generation in the landfill are overcrowded and have a negative impact on the people around the landfill. Forecasting the volume of waste is the first and important step in planning a waste management. Accurate forecasting results based on historical data on the volume of waste in Suwung Landfill can create a better waste management strategy and create an adequate waste disposal infrastructure. This study compares the performance of the Backpropagation and Support Vector Machine methods in forecasting the volume of waste based on data on the volume of monthly waste that is accommodated in the Suwung Landfill from 2015 to 2020. Optimizing the forecasting parameters according to each method is carried out to get the best results. The results of forecasting the volume of waste using the Backpropagation Method reach the smallest error rate of 0.048 while the forecasting of the volume of waste using the SVM method has an error rate of 0.108.*

**Keywords:** Waste, Landfill, Forecasting, Backpropagation, SVM

## 1. Introduction

Permasalahan sampah di Provinsi Bali masih menjadi salah satu masalah lingkungan yang menjadi pokok perhatian oleh pemerintah Provinsi Bali. Provinsi Bali menetapkan salah satu daerah di Kelurahan Pedungan, Denpasar Selatan sebagai Tempat Pemrosesan Akhir (TPA) sampah yang dikenal dengan nama TPA Regional Sarbagita Suwung atau sering disebut TPA Suwung. TPA Suwung menampung sampah ± 1.150 ton per hari [1]. Dampak yang terjadi disebabkan volume sampah yang menumpuk cukup berbahaya, seperti penurunan kualitas tanah, udara dan air, kepadatan lahan di TPA hingga berdampak negatif untuk kesehatan

---

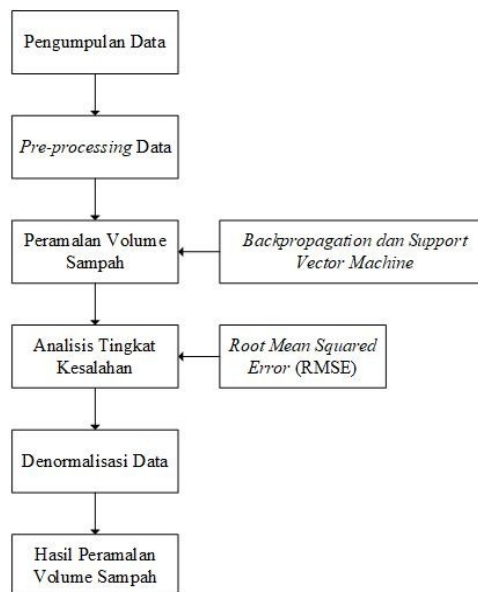
masyarakat sekitar TPA. Jika kepadatan di TPA terus terjadi maka umur penggunaan lokasi TPA ini akan segera berakhir yang dihitung dalam 5 tahun atau kurang. Denpasar juga memiliki batasan geografis sehingga akan sulit untuk mengamankan lokasi TPA baru [2]. Salah satu solusi untuk mengantisipasi dampak tersebut yaitu membuat suatu peramalan volume sampah. Peramalan volume sampah merupakan suatu langkah penting dan langkah awal dalam merencanakan suatu penanganan pengelolaan sampah. Hasil peramalan yang akurat berdasarkan dari data historis volume sampah di TPA Suwung dapat menciptakan strategi penanganan sampah yang baik serta dapat menciptakan suatu infrastruktur pembuangan sampah yang mencukupi.

Metode peramalan *Neural Network Backpropagation* dan *Support Vector Machine* (SVM) mampu dengan baik melakukan peramalan *time series*. Metode *Neural Network Backpropagation* pernah digunakan pada penelitian peramalan sampah di TPA Benowo Surabaya, data yang digunakan dari periode 2013-2015. Model peramalan yang dihasilkan adalah menggunakan parameter 9 *input layer*, *learning rate* 0,1 dan momentum 0.8. Tingkat kesalahan yang diperoleh sebesar 5.576% [3]. Kasus lainnya, *Backpropagation* digunakan untuk meramalkan jumlah produksi air di Kota Padang. Daya yang digunakan data produksi air PDAM dari tahun 2014-2018 bersifat bulanan. Arsitektur jaringan yang digunakan 5-6-1, menghasilkan persentase rata – rata kesalahan sebesar 0.23% [4]. Metode SVM pernah digunakan dalam penelitian peramalan persebaran demam berdarah di Kota Bandar Lampung. Hasil akurasi yang diperoleh dengan menggunakan Kernel *Gaussian* mendapat akurasi 75,52%, Kernel *Polynomial* mendapatkan akurasi 75,15% dan Kernel *Linear* mendapatkan akurasi 74,61% [5]. Imelda Alvionita Tarigan melakukan penelitian perbandingan metode SVM dan *Backpropagation* dalam peramalan jumlah wisatawan mancanegara. Metode SVM menggunakan Kernel Radial. Metode *Backpropagation* menggunakan arsitektur jaringan 9-10-2-1, *learning rate* 0.5 dan *epoch* 1000. Hasil MAPE terkecil Metode SVM 0.0276 sedangkan *Backpropagation* memperoleh MAPE 0.1539 [6]

Berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan belum ada penelitian yang membahas mengenai perbandingan metode peramalan untuk meramalkan volume sampah di TPA Suwung. Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan Metode SVM dan *Backpropagation* untuk memperoleh metode peramalan dengan akurasi terbaik.

## 2. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian digambarkan dengan bagan yang menjelaskan mengenai tahapan perbandingan kinerja metode peramalan dari awal pengumpulan data hingga mendapatkan hasil penelitian. Gambaran umum penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Gambaran Umum Penelitian

Gambar 1 menampilkan tahapan perbandingan metode peramalan volume sampah terdiri dari lima tahap, yaitu pengumpulan data, *pre-processing* data, peramalan volume sampah, analisis tingkat kesalahan dan denormalisasi data.

### 2.1. Pengumpulan Data

Data diperoleh dari UPTD. Pengelolaan Sampah Provinsi Bali. Variabel data yang digunakan pada penelitian adalah data bulanan volume sampah yang ditampung di TPA Suwung dari tahun 2015 hingga 2020, sehingga jumlah total data yang digunakan adalah 72 data. Data aktual volume sampah dijadikan bahan dasar dalam proses peramalan.

### 2.2. Pre-processing Data

Data aktual volume sampah yang telah diperoleh kemudian dilakukan normalisasi. Normalisasi dilakukan untuk membuat data berada dalam skala 0-1 sehingga memudahkan dalam proses pengolahan data [7]. Fungsi normalisasi yang dilakukan yaitu fungsi *Min-Max*. Persamaan *Min-Max* dapat dilihat pada Persamaan 1.

$$x' = \frac{x - \min}{(\max - \min)} * (a - b) + b \quad (1)$$

Parameter  $x$  menunjukkan data aktual,  $\min$  menunjukkan nilai data minimal pada data aktual,  $\max$  menunjukkan nilai maksimal pada data aktual,  $a$  menunjukkan batas skala tertinggi dan  $b$  menunjukkan skala nilai terendah. Data hasil normalisasi kemudian memasuki tahapan *windowing* untuk merubah data yang bersifat *univariant* menjadi data *multivariant*. Pembagian data dilakukan dengan perbandingan 70% data latih dan 30% data uji. Data latih digunakan untuk melatih model peramalan menentukan parameter terbaik. Data uji digunakan untuk menerapkan model peramalan dengan parameter terbaik.

### 2.3. Peramalan Volume Sampah

Peramalan volume sampah menggunakan aplikasi RapidMiner Studio versi 9.9. Peramalan dilakukan dengan 2 metode peramalan yaitu *Backpropagation* dan SVM. Uji variasi parameter dilakukan untuk menentukan parameter dari masing – masing metode peramalan yang optimal dalam meramalkan volume sampah. Inisialisasi parameter *Backpropagation* dilakukan pada *node hidden layer*, *training cycles*, *learning rate* dan *momentum* sedangkan untuk SVM dilakukan inisialisasi pada parameter *kernel type*,  $C$ , *epsilon*, *kernel degree* dan *gamma*.

### 2.4. Analisis Tingkat Kesalahan

Mengukur tingkat kesalahan dari pengujian data dilakukan pada kedua metode peramalan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE). Nilai RMSE dapat dilihat pada Persamaan 2.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(x-y)^2}{n}} \quad (2)$$

Nilai RMSE dihitung dari akar total jumlah selisih antara nilai aktual dan hasil peramalan pangkat dua dibagi dengan jumlah data. Jika nilai RMSE semakin mendekati 0, maka nilai akurasi peramalan semakin baik.

### 2.5. Denormalisasi Data

Hasil peramalan dari metode terbaik diolah dengan melakukan proses denormalisasi. Denormalisasi bertujuan untuk mengembalikan bentuk data hasil prediksi ke bentuk data aktual atau sebelum dilakukan normalisasi. Denormalisasi dilakukan dengan Persamaan 3.

$$\text{Denormalisasi} = (x'(\max - \min) + \min) \quad (3)$$

Parameter  $x'$  menunjukkan nilai keluaran,  $\max$  menunjukkan nilai terbesar pada data aktual dan  $\min$  menunjukkan data terkecil pada data aktual.

## 2.6. Hasil Peramalan Volume Sampah

Hasil peramalan menunjukkan kondisi jumlah volume sampah per bulan selama Tahun 2021. Penelitian berfokus pada komparasi Model *Backpropagation* dan SVM dalam meramalkan volume sampah TPA Suwung. Hasil peramalan dan perbandingan metode disajikan dalam bentuk tabel dan grafik.

Grafik yang disajikan merupakan gabungan dari data aktual volume sampah dan hasil peramalan volume sampah masing – masing metode untuk dapat memudahkan dalam memahami hasil peramalan.

## 3. Kajian Pustaka

Kajian pustaka yang digunakan pada penelitian ini merujuk kepada topik mengenai komparasi Metode *Backpropagation* dan SVM dalam peramalan jumlah sampah di TPA Suwung. Kajian pustaka yang digunakan antara lain sampah, TPA Regional Sarbagita Suwung, *forecasting*, *Backpropagation* dan SVM.

### 3.1. Sampah

Sampah merupakan suatu hasil sisa kegiatan manusia atau proses alami berbentuk padat yang sudah tidak dapat diolah kembali [8]. Sampah dapat digolongkan berdasarkan proses terjadinya menjadi sampah alami dan non-alami. Sampah digolongkan menjadi 4 berdasarkan sifat fisik dan kimianya yaitu sampah yang dapat diurai, sampah tidak dapat diurai, sampah berupa debu dan sampah berbahaya bagi kesehatan seperti limbah dari rumah sakit [9].

### 3.2. TPA Regional Sarbagita Suwung

TPA Regional Sarbagit Suwung atau yang lebih dikenal dengan nama TPA Suwung berlokasi di Desa Suwung, Kecamatan Denpasar Selatan. Data sampah TPA Suwung berada dalam pengawasan UPTD. Pengelolaan Sampah Provinsi Bali. Luas wilayah TPA Suwung mencapai kurang lebih 32,4 hektar.

TPA Suwung melayani penampungan sampah dari Regional Sarbagita (Denpasar, Badung, Gianyar dan Tabanan). Sampah yang ditampung di TPA Suwung telah melalui seleksi, TPA tidak menerima sampah berupa sampah pecah belah, bahan mudah terbakar, sampah medis, bangkai dan kotoran makhluk hidup.

### 3.3. Forecasting

*Forecasting* atau peramalan merupakan salah satu dari cabang pembelajaran *Data Mining* [10]. *Forecasting* melibatkan penggunaan data deret waktu dalam pengerjaannya. *Forecasting* menghasilkan suatu informasi yang dapat menjadi suatu bahan pertimbangan pengambilan keputusan yang mencakup banyak bidang seperti pemerintahan, keuangan, ilmu lingkungan, kedokteran, industri maupun bisnis.

Dua jenis teknik *forecasting* yaitu kuantitatif dan kualitatif. Penelitian ini menggunakan *forecasting* kuantitatif. Teknik kuantitatif menggunakan data historis dan model peramalan. Model merangkum pola data dan menghubungkan data masa lalu dan masa kini, kemudian data tersebut digunakan untuk meramalkan pola-pola data di periode kedepan.

### 3.4. Backpropagation

*Backpropagation* menerapkan *supervised learning* yaitu memiliki suatu *input* data dan *output* data yang dapat diolah menjadi suatu model hubungan matematis sehingga mampu melakukan prediksi berdasarkan data yang telah ada sebelumnya [11]. Jaringan *Backpropagation* terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Setiap *layer* memiliki *node* untuk memperbaiki pembelajaran jaringan. *Backpropagation* memiliki tiga garis besar pengolahan data yaitu, propagasi maju, propagasi mundur dan perubahan bobot. Ketiga tahapan tersebut terus berulang hingga kondisi penghentian terpenuhi [12].

Beberapa parameter yang mempengaruhi performa pembelajaran jaringan *Backpropagation* antara lain *training cycles* yaitu banyaknya jumlah iterasi pada pelatihan, momentum untuk meningkatkan konvergen [13].

---

### 3.5. Support Vector Machine

*Support Vector Machine* atau disingkat SVM merupakan metode peramalan berbasis kecerdasan buatan. Tujuan utama dari SVM adalah untuk menemukan fungsi  $f(x)$  sebagai garis pemisah (*hyperplane*) [14].  $f(x)$  berupa fungsi regresi yang sesuai dengan input data dan membuat epsilon menjadi setipis mungkin. SVM mampu bekerja pada data yang bersifat non-linear dengan bantuan fungsi kernel. Penelitian ini menggunakan fungsi kernel radial dan polynomial. Kernel digunakan untuk pemetaan dari dimensi yang rendah ke dimensi yang lebih tinggi. Parameter pada kernel berpengaruh terhadap perhitungan yang dilakukan, parameter SVM antara lain *kernel degree*, *Cost*, *epsilon* dan *gamma* [15].

### 4. Hasil dan Pembahasan

Fokus dari penelitian ini pada komparasi metode peramalan *Backpropagation* dengan SVM dalam melakukan peramalan volume sampah di TPA Suwung. Pembahasan diawali dengan menentukan parameter yang optimal dalam meramalkan volume sampah, kemudian dilanjutkan dengan membandingkan kinerja dari kedua metode. Data volume sampah setelah dilakukan normalisasi perbulan dari tahun 2015 hingga 2020 dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Volume Sampah

Bulan	Volume (m <sup>3</sup> )					
	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Januari	0.0692	0.1492	0.1232	0.3932	0.5609	0.4829
Februari	0.0220	0.2629	0.3510	0.3285	0.3694	0.4845
Maret	0.0804	0.4076	0.3144	0.1645	0.6507	0.5737
April	0.1586	0.4157	0.3974	0.1861	0.6993	0.8384
Mei	0.2490	0.3959	0.5795	0.1910	0.5838	0.7987
Juni	0.0243	0.3609	0.6720	0.2247	0.3182	0.8512
Juli	0.4310	0.2189	0.3664	0.2714	0.6175	0.9722
Agustus	0.3186	0.0000	0.6320	0.7752	0.3245	0.8537
September	0.4022	0.0427	0.1364	0.7770	0.2463	0.9043
Oktober	0.1366	0.1807	0.1286	0.7653	0.6993	0.9207
Nopember	0.2198	0.4557	0.4131	0.6265	0.2692	0.7657
Desember	0.2669	0.8067	0.1552	0.5847	0.6759	1.0000

#### 4.1. Peramalan dengan *Backpropagation*

Penelitian ini menguji beberapa pengaruh parameter *Backpropagation* dalam mengoptimalkan hasil peramalan. Pengoptimalan model peramalan dilakukan dengan melakukan inisialisasi parameter menggunakan jangkauan *node hidden layer* 1-12, *window size* 1-20, *learning rate* 0.01 – 1, *training cycles* 1-100 dan *momentum* 0-1. Hasil terbaik dari pengujian parameter dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Optimalisasi Parameter *Backpropagation*

<i>Node Hidden Layer</i>	<i>Window Size</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Training Cycles</i>	<i>Momentum</i>	RMSE
1	15	0.670	1	0.833	0.0764
2	15	0.340	1	0.500	0.0870
3	20	1.000	1	0.000	0.0678
4	20	0.175	18	1.000	0.0862

5	20	0.670	1	0.667	0.0848
6	20	0.340	34	1.000	0.0787
7	15	0.010	84	1.000	0.0733
8	20	0.505	67	0.000	0.1035
9	20	0.670	18	0.167	0.0735
10	15	0.835	1	0.167	0.0936
11	15	0.670	1	0.500	0.0483
12	15	0.175	1	0.833	0.0554

Berdasarkan dari proses optimalisasi parameter pada Tabel 2. didapatkan bahwa peramalan dengan menggunakan parameter *node hidden layer* 11, *window size* 15, *learning rate* 0.670, *training cycles* 1 dan *momentum* 0.500 merupakan model peramalan dengan hasil peramalan terbaik dilihat dari perolehan tingkat kesalahan terkecil yaitu 0.048. Hasil akhir peramalan dengan Metode *Backpropagation* dengan parameter terpilih diperoleh setelah dilakukannya denormalisasi dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Peramalan Backpropagation

Periode	Data Aktual	Hasil Peramalan	Error
Apr-20	118.094	117.141	953
May-20	115.447	117.376	1.929
Jun-20	118.953	116.998	1.955
Jul-20	127.028	117.403	9.625
Aug-20	119.117	116.535	2.582
Sep-20	122.499	116.335	6.164
Oct-20	123.594	118.368	5.226
Nov-20	113.248	116.973	3.726
Dec-20	128.885	118.923	9.962
Jan-21		119.039	
Feb-21		118.977	
Mar-21		120.857	
Apr-21		120.389	
May-21		120.979	
Jun-21		121.024	
Jul-21		121.093	
Aug-21		120.522	
Sep-21		120.479	
Oct-21		120.726	
Nov-21		119.687	
Dec-21		120.161	

Tabel 3 merupakan perbandingan dari data aktual dan data hasil peramalan volume sampah menggunakan *Backpropagation*. Peramalan dilakukan dari Bulan April 2020 hingga Desember 2020 karena merupakan bagian dari data uji. Kolom *Error* menunjukkan selisih antara hasil peramalan *Backpropagation* dengan nilai aktual volume sampah. Bulan Januari 2015 hingga Juli 2020 tidak menghasilkan nilai prediksi karena merupakan bagian dari data latih. Peramalan dilakukan untuk 12 bulan di Tahun 2021.

#### 4.2. Peramalan dengan SVM

Penelitian ini juga menguji beberapa pengaruh parameter SVM dalam mengoptimalkan hasil peramalan. Pengoptimalan model peramalan dilakukan dengan melakukan inisialisasi parameter menggunakan jangkauan *window size* 1-20, *kernel type* polynomial dan radial, *gamma* 0.01-10, *C* 0-10, *epsilon* 0.1-1 dan *degree* 1-5. Hasil uji coba parameter SVM dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Optimasi Parameter SVM

Polynomial				
<i>Window Size</i>	<i>C</i>	<i>Epsilon</i>	<i>Degree</i>	RMSE
20	0	0.1	1	0.109
Radial				
<i>Window Size</i>	<i>C</i>	<i>Epsilon</i>	<i>Gamma</i>	RMSE
15	3.34	0.1	0.01	0.118

Tabel 4 merupakan hasil terbaik dari setiap perulangan pengujian optimalisasi parameter SVM. Berdasarkan dari proses optimalisasi parameter, hasil peramalan dengan Kernel Polynomial yang optimal didapatkan dengan menggunakan parameter *window size* 20, *C* 0, *epsilon* 0.1, *kernel degree* 1. Hasil peramalan dengan Kernel Radial yang optimal didapatkan dengan menggunakan parameter *window size* 15, *C* 3.34, *epsilon* 0.1, *gamma* 0.01.

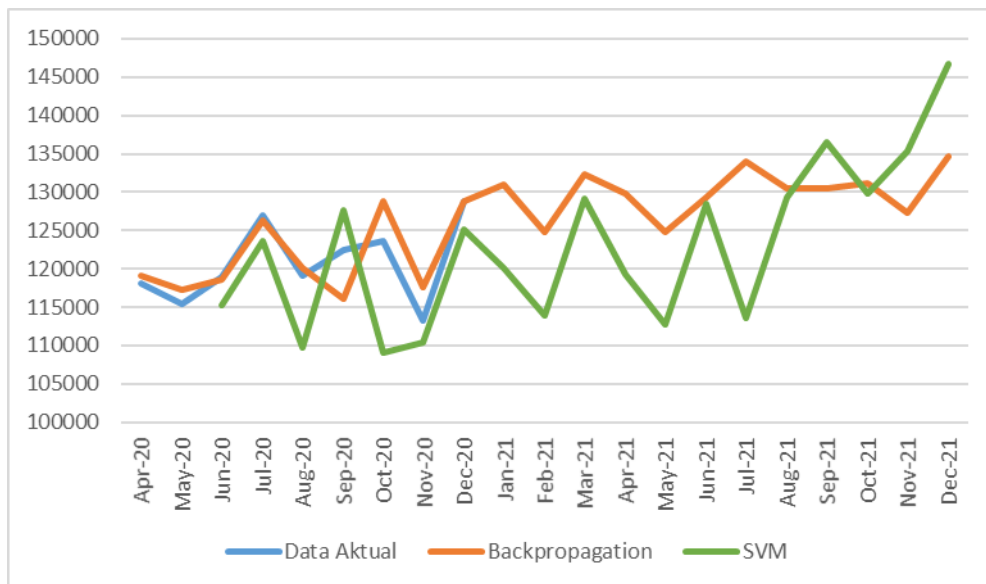
Berdasarkan dari tingkat kesalahan dari masing – masing kernel yaitu Kernel Polynomial 0.109 dan Kernel Radial 0.118 maka parameter Kernel Polynomial merupakan kernel terbaik untuk dapat meramalkan volume sampah karena memiliki nilai RMSE terkecil. Hasil akhir peramalan dengan Metode *Backpropagation* dengan parameter terpilih diperoleh setelah dilakukannya denormalisasi dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Peramalan SVM

Periode	Data Aktual	Hasil Peramalan	Error
Jun-20	118.953	123.197	4.244
Jul-20	127.028	134.903	7.875
Aug-20	119.117	106.738	12.379
Sep-20	122.499	125.886	3.386
Oct-20	123.594	112.467	11.127
Nov-20	113.248	118.689	5.441
Dec-20	128.885	129.514	629
Jan-21		115.548	
Feb-21		110.769	
Mar-21		107.593	
Apr-21		107.276	
May-21		94.828	
Jun-21		113.984	
Jul-21		104.840	
Aug-21		114.647	
Sep-21		114.647	
Oct-21		120.668	
Nov-21		122.592	
Dec-21		136.994	

Tabel 3 merupakan perbandingan dari data aktual dan data hasil peramalan volume sampah menggunakan SVM. Peramalan dilakukan dari Bulan Juni 2020 hingga Desember 2020 karena merupakan bagian dari data uji. Bulan Januari 2021 hingga Mei 2021 tidak menghasilkan nilai prediksi karena merupakan bagian dari data latih. Kolom *Error* menunjukkan selisih antara hasil peramalan *Backpropagation* dengan nilai aktual volume sampah. Peramalan dilakukan untuk 12 bulan di Tahun 2021.

Grafik perbandingan dari data aktual, hasil peramalan volume sampah menggunakan Metode *Backpropagation* dan SVM untuk peramalan perbulan dari Bulan April 2020 hingga Desember 2021 ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Perbandingan Hasil Peramalan

Perbandingan antara data aktual volume sampah dengan hasil peramalan dari kedua metode peramalan terlihat pada Gambar 1. Data aktual digambarkan dengan garis biru, hasil peramalan *Backpropagation* digambarkan dengan garis orange dan hasil peramalan SVM digambarkan dengan garis hijau. Grafik hasil peramalan menunjukkan bahwa *Backpropagation* lebih menyerupai data aktual daripada SVM. Dilihat berdasarkan tingkat kesalahan masing – masing metode Metode *Backpropagation* memiliki nilai RMSE lebih kecil dibandingkan Metode SVM.

## 5. Kesimpulan

Hasil peramalan volume sampah menunjukkan bahwa Metode *Backpropagation* dapat menjadi metode peramalan yang lebih baik dibandingkan dengan Metode SVM. Metode *Backpropagation* menghasilkan tingkat kesalahan terendah yaitu RMSE 0.048 dengan menggunakan parameter *node hidden layer* 11, *window size* 15, *learning rate* 0.670, *training cycles* 1 dan *momentum* 0.500 sedangkan untuk Metode SVM menghasilkan tingkat kesalahan RMSE 0.109 dengan menggunakan *window size* 20, *C* 0, *epsilon* 0.1, *kernel degree* 1.

## References

- [1] E. P. S. I Wayan Sui Suadnyana, "Sampah ke TPA Sarbagita Suwung Mencapai 1," *Tribun Bali*, 2020. <https://bali.tribunnews.com/2020/11/21/sampah-ke-tpa-sarbagita-suwung-mencapai-1150-ton-per-hari-bali-rencanakan-bangun-psel>.
- [2] JFE, "Feasibility Study of Joint Crediting Mechanism Project by City to City Collaboration Waste to Energy Power Plant Project for Bali Province in Indonesia Final Report JFE Engineering Corporation Clean Authority of TOKYO," p. 167, 2017, [Online]. Available: [https://www.env.go.jp/earth/coop/lowcarbon-asia/english/project/data/EN\\_IDN\\_2016\\_01.pdf](https://www.env.go.jp/earth/coop/lowcarbon-asia/english/project/data/EN_IDN_2016_01.pdf).



- [3] W. P. Aji Putra, "Peramalan Volume Sampah Di Tpa Benowo Kota Surabaya Metode Backpropagation Neural Network ( Bpnn ) Volume of Waste Forecasting At Tpa Benowo , Surabaya Using Neural Network Method Backpropagation Neural Network ( Bpnn ) Surabaya Metode," 2016.
- [4] M. Yanto, S. R. Mulyani, and L. Mayola, "Peramalan Jumlah Produksi Air Dengan Algoritma Backpropagation," *Sebatik*, vol. 23, no. 1, pp. 172–177, 2019, doi: 10.46984/sebatik.v23i1.465.
- [5] R. S. Sani, "PREDIKSI PERSEBARAN DEMAM BERDARAH DI KOTA BANDAR LAMPUNG DENGAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE," *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 26, no. 3, pp. 1–4, 2019, [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s11273-020-09706-3><http://dx.doi.org/10.1016/j.jweia.2017.09.008><https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117919><https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2020.103116><http://dx.doi.org/10.1016/j.jweia.2010.12.004>
- [6] I. A. Tarigan, I. P. A. Bayupati, and G. A. A. Putri, "Comparison of support vector machine and backpropagation models in forecasting the number of foreign tourists in Bali province," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 9, no. 2, pp. 90–95, 2021, doi: 10.14710/jtsiskom.2021.13847.
- [7] S. G. K. Patro and K. K. sahu, "Normalization: A Preprocessing Stage," *Iarjset*, no. March, pp. 20–22, 2015, doi: 10.17148/iarjset.2015.2305.
- [8] E. Amasuomo and J. Baird, "The Concept of Waste and Waste Management," *J. Manag. Sustain.*, vol. 6, no. 4, p. 88, 2016, doi: 10.5539/jms.v6n4p88.
- [9] M. Hasrul and I. Malik, "Waste Management in Makassar City Based on Regional Regulation Number 4 Year 2011," vol. 2665, no. 4, pp. 103–109, 2021, doi: 10.36348/jaep.2021.v05i04.003.
- [10] A. S. Rachman, I. Cholissodin, and M. A. Fauzi, "Peramalan Produksi Gula Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Pada PG Candi Baru Sidoarjo Adi," *Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 4, pp. 1683–1689, 2018, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/322963136>.
- [11] M. O. Fitri, "Jurnal instek volume 2 nomor 2 april 2017," *Instek*, vol. 2, no. April, pp. 140–149, 2017.
- [12] Jong Jek Siang, *Jaringan Syaraf dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. 2005.
- [13] D. Sianturi, "UNIVERSITAS SUMATERA UTARA Poliklinik UNIVERSITAS SUMATERA UTARA," *J. Pembang. Wil. Kota*, vol. 1, no. 3, pp. 82–91, 2021.
- [14] D. R. Tobergte and S. Curtis, (book)*Learning with Kernels*, vol. 53, no. 9. 2013.
- [15] U. Enri, "Optimasi Parameter Support Vector Machines Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar Amerika Serikat," *J. Gerbang*, vol. 8, no. 1, pp. 12–16, 2018.
-